7К

УДК 519.711

В.А. Козловский, А.Ю. Максимова
ИПММ НАН Украины, г. Донецк, Украина
lunaplus@iamm.ac.donetsk.ua, kozlovskii@iamm.ac.donetsk.ua

Алгоритм распознавания, основанный на нечетком подходе

Рассматривается задача распознавания образов при условии линейной неразделимости классов на примере тестовой задачи, связанной с классификацией образцов топлива. Предложен алгоритм решения задачи, основанный на нечетком подходе. Описан подход к построению терм-множеств, основанный на анализе частоты встречаемости значений. Приведена оценка результатов работы алгоритма для тестовой задачи.

Задачи распознавания образов в различных своих аспектах в настоящее время встречаются практически во всех сферах человеческой деятельности. Часто такие задачи возникают при создании систем поддержки принятия решений, позволяющих усовершенствовать и ускорить работу эксперта.

Природа исходных данных в некоторых задачах допускает ситуацию, когда образ может принадлежать к нескольким классам по своим физическим параметрам, т.е. множества значений классов пересекаются, и отсутствует практическая их разделимость (даже при наличии генеральной выборки обучающего множества). На практике же такую неразделимость усугубляют неполные обучающие выборки. Задачи такого типа рассматриваются в статье. В них нечеткость присутствует по своей природе и априорная вероятность принадлежности образа определенному классу отсутствует, а есть предварительная выборка, обработка которой приводит к нечетким моделям образов.

Нечеткие модели в теории распознавания становятся в последние годы одним из традиционных направлений. В частности, в некоторых задачах распознавания используются нечеткие модели и нечеткий вывод [1]. В работах профессора Ротштейна и его учеников [2], [3] говорится об идентификации нелинейных объектов нечеткими базами знаний и использовании нечетких моделей в задачах распознавания. Интересным является использование нечетких чисел на выходе алгоритма (исключается этап дефаззификации).

Авторами были изучены существующие алгоритмы распознавания образов, и для задач описанной выше специфики был предложен свой алгоритм, который иллюстрируется на примере задачи классификации образца топлива. В работе описан естественный вариант модели, состоящий из набора нечетких множеств, соответствующих каждому классу образов.

Целью работы является рассмотрение задачи распознавания при наличии разнородных признаков с учетом нечеткости, связанной с измерением соответствующих параметров и оценкой принадлежности получаемых значений образам, принадлежащим различным классам.

Постановка задачи и подходы к ее решению

Рассматривается задача распознавания в традиционной постановке. Под образом понимаем n-мерный вектор $\bar{x} = (x_1,...,x_n) \in R^n$. Задано множество классов образов $V = \{vi\}$, i = 1,…,p и обучающая выборка M как множество пар $M = \{(x^{(i)}, v^{(i)} \mid x^{(i)} \in R^n, v^{(i)} \in V, i = 1,...,m\}$.

Рассматривается традиционная задача построения на основе обучающей выборки решающего правила, которое позволило бы по предъявленному образу $\bar{x} \in R^n$ указать класс $v \in V$. При этом возможна неопределенность указания класса, степень которой необходимо оценить. Соответствующую оценку предполагается давать на основе методов нечеткой логики.

В данной работе задача распознавания образов рассматривается на примере следующей практической задачи.

Существует множество видов топлива, которые производят на различных заводах. При получении образца топлива в лаборатории необходимо быстро определить его марку и производителя. Таким образом, формируется совокупность классов образов. Информация о каждом образце формально представлена набором показателей, измеренных различными приборами, определяющими состав предъявленного образца, т.е. формируются образы в виде векторов, компонентами которых выступают значения измеряемых показателей. Результаты измерений, проведенных в различные моменты времени и для различных образцов, являются исходной информацией для обучающей выборки.

Существует множество подходов к решению задачи распознавания образов от традиционных методов распознавания до систем нечеткого вывода [4-7].

Каждый из существующих методов зарекомендовал себя в рамках решения определенных содержательных задач. Отметим следующие особенности рассматриваемой задачи.

В рассматриваемом случае существенными аргументами для выбора нечеткого подхода являются следующие: во-первых, данные обладают содержательной неточностью. Например, для тестовой задачи, различные образцы по набору показателей могут иметь близкие значения для различных производителей, что в ряде случаев не позволяет однозначно определить производителя. Во-вторых, стоимость некоторых измерений весьма высока, и не всегда возможно получить весь набор необходимых параметров для каждого образца, что при работе с обучающей выборкой не всегда дает возможность однозначного разбиения на классы, а при распознавании ведет к неоднозначности. Кроме того, возможна динамика изменения показателей по каждому производителю во времени. И, наконец, для пользователя (эксперта) важным является содержательное обоснование полученной классификации и возможность оценить степень соответствия образа каждому из зафиксированных классов. Авторам представляется, что учет указанных особенностей достаточно адекватно может быть осуществлен на основе использования понятий и методов нечеткой логики и нечетких множеств.

Сформулируем основные моменты предлагаемого подхода.

1. Вначале осуществляется построение моделей классов образов («портреты» класса). Для каждого класса такой «портрет» есть совокупность функций, взаимно-однозначно соответствующих отдельным показателям и описывающих степень уверенности в соответствии значения показателя выбранному классу образов. Эта совокупность функций строится по элементам выборки, принадлежащим определенному классу.

Первичной характеристикой интегральной уверенности в принадлежности анализируемого образа класса является сумма соответствующих функций.

Отметим, что при формировании указанных функций осуществляется предварительная обработка данных с целью уменьшения их зашумленности.

2. На основе моделей классов и первичных характеристик интегральной уверенности вычисляются степени уверенности принадлежности предъявленного образа заданным классам.

При рассмотрении задачи исходим из того, что множество информативных признаков выбрано с помощью эксперта, поэтому подзадача их выделения не рассматривается.

Создание моделей классов

Основная идея подхода состоит в следующем. Для каждого класса образов формируется совокупность проекций нечетких «портретов». Каждая такая интегральная проекция образуется на основании измеряемой информативной характеристики элементов выборки, входящих в данный класс.

Первичная обработка данных необходима для удаления из обучающей выборки заведомо неточных ошибочных данных – выбросов, которыми в практической деятельности оказываются «засорены» экспериментальные данные. Для рассматриваемого типа задачи встречаются выбросы двух типов. Источник выбросов первого типа – человеческий фактор, приводящий к занесению заведомо некорректных значений в сводный журнал. Второй тип выбросов связан с технологической зашумленностью образцов, например, в ситуации, когда измерялись данные образца с примесями. Определить выбросы в такой ситуации можно с помощью эксперта либо на основании статистических методов поиска выбросов [8].

В исходной задаче каждая компонента вектора $\bar{x} \in R^n$ определяет значение одного из n информативных признаков для данного образца.

В соответствии с выделенными информативными признаками для каждого из них строится лингвистическая переменная L [9] на универсальном множестве из множества допустимых значений данного признака. Каждый терм μ этой лингвистической переменной является нечеткой характеристикой данного признака для определенного класса образов.

Подзадача построения функций принадлежности терм – множеств лингвистической переменной может быть решена несколькими методами. Функция принадлежности может носить субъективный характер или интерпретироваться на основе понятия вероятности [10].

В данной задаче функции принадлежности каждого терма строятся по алгоритму, в основу которого положена частотная характеристика встречаемости значений признака в обучающей выборке для данного класса образов.

Алгоритм формирования функций принадлежности

Как уже говорилось выше, в основу построения функции принадлежности положена частотная характеристика встречаемости значений признака. Универсальным множеством каждой лингвистической переменной является объединение носителей нечетких множеств термов – множество всех допустимых значений признака. На этапе построения отсеиваются резко выделяющиеся значения – выбросы.

Значением функции принадлежности $\mu_{ij}(x_i') \in [0,1]$ является степень уверенности, с которой образец $\bar{x}'$ со значением i-ой компоненты, равным x_i', соответствует j-ому классу образов.

Таблица 1 – Оценка степеней уверенности соответствия предложенного образа

W	Признак L_1	Признак L_2	…	Признак L_n	$\int_{i=1}^{n} L_i$
Класс v_1	w_{11}	w_{21}	w_{i1}	w_{n1}	$\omega(\overline{w_1})$
Класс v_2	w_{12}	w_{22}	w_{i2}	w_{n2}	$\omega(\overline{w_2})$
…	w_{1j}	w_{2j}	w_{ij}	w_{nj}	$\omega(\overline{w_j})$
Класс v_p	w_{1p}	w_{2p}	w_{ip}	w_{np}	$\omega(\overline{w_p})$

Функции строятся методом скользящего окна. Размер скользящего окна подбирается экспериментально.

На рис. 1 приведен пример терм-множества лингвистической переменной признака «Суммарная ароматика» для ситуации, когда количество классов образов n = 6.

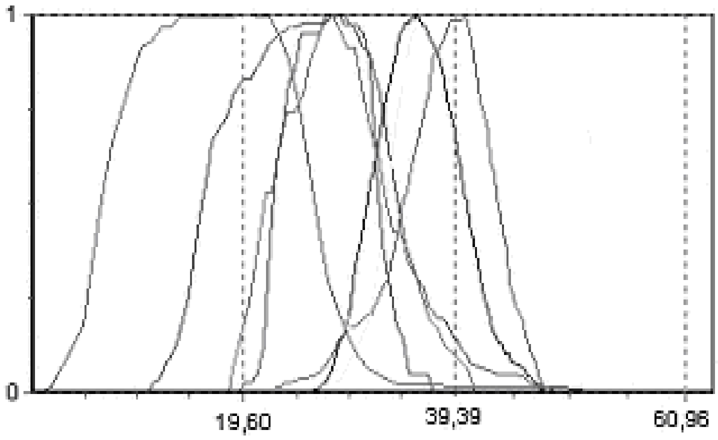


Рисунок 1 – Терм-множество лингвистической переменной «Суммарная ароматика»

Из рисунка видно, что функции принадлежности термов часто очень близки или пересекаются, что не дает возможности сделать вывод по данным только одного признака, поэтому необходима интегральная оценка по совокупности признаков.

Вывод о принадлежности образа классу

Чтобы получить значение степени уверенности соответствия предложенного образа каждому из классов образов v_i, строится таблица W оценки степени уверенности.

$$W = \{\overline{(w_{1j}, w_{2j}, ..., w_{ij}, ..., w_{nj}, \omega(\overline{w_j}))}, j = 1,..p\},$$

$$w_{ij} = \mu_{ij}(x_i),\ \omega(\overline{w_j}) = \sum_{i=1}^{n} w_{i,j},$$

где $\mu_{ij}(x)$ – функция принадлежности j-ого терма i-ой лингвистической переменной, $\omega(\overline{w})$ – интегральная уверенность, а x_i – i-ая компонента распознаваемого образа $\overline{x}$.

Ранжируем таблицу по последнему столбцу интегральных уверенностей и получаем класс v_l, для которого $\omega(\overline{w})$ максимально. Он и определяется как наиболее соответствующий предложенному образу $\overline{x}$.

Эксперт по таблице W определяет класс образов, которому наиболее соответствует распознаваемый образец. В некоторых ситуациях оказывается, что с не намного меньшей степенью уверенности алгоритм относит этот образец и к другим классам образов. Такая ситуация объясняется излагавшимися выше факторами: классы не всегда линейно разделимы. Процент правильных ответов зависит от полноты обучающей выборки и количества используемых для распознавания информативных признаков.

Тестовый пример

Для тестовой задачи о распознавании марки и типа топлива был проведен ряд экспериментов. Была написана программа, работающая с базой данных и реализующая описанный алгоритм.

Тестирование проводилось на обучающей выборке, состоящей из двух с половиной тысяч образцов, соответствующих 7 классам образов. В 91,5 % случаев предложенный образ был распознан правильно. В 8,8 % случаев правильный класс образов оказывался в ранжированной таблице W^r на 2 или 3 позиции.

При тестировании программы был использован неполный набор информативных признаков (в базу не попала информация по некоторым характеристикам, что, по мнению авторов, стало причиной уменьшения количества точных решений).

Анализ показал, что правильный результат в 99 % случаев попадает в первую тройку.

Дообучение алгоритма

Использованный способ принятия решения по максимуму интегральной характеристики можно понимать как построение разделяющей функции $d_{kl}(\overline{x}) = \sum_i \alpha_i^{(kl)} (\mu_i^{(k)}(x_i) - \mu_i^{(l)}(x_i))$, отличающей образы k-ого класса от образов l-того класса при $\alpha_j^{(kl)} = 1$: если значения всех функций $d_{kl}(\overline{x}) > 0$ при фиксированном k, то $\overline{x}$ относится к k-ому классу. Можно осуществить дообучение соответствующего алгоритма, подобрав соответствующим образом коэффициенты $\alpha_j^{(kl)}$. Для этого можно использовать, например, алгоритм обучения персептрона при условии линейной разделимости модифицированных образов. Для обучения по этому алгоритму выборка разбивается на обучающую и контрольную. На контрольной выборке тестируется полученный алгоритм.

Заключение

Предложенный подход и реализованный на его основе алгоритм показали приемлемое качество результатов даже в варианте отсутствия прямого обучения. Качество распознавания может быть улучшено за счет указанного варианта дообучения, хотя это и усложняет алгоритм. Нелинейность строящихся функций принад-

лежности в общем случае усиливает различающую способность алгоритма. Дополнительно нечеткость измеряемых значений показателей может быть учтена при интерпретации их как нечетких чисел. Это позволит повысить качество принятия решения при классификации в случаях достаточно высокой степени неопределенности.

Литература

1. Леоненков А.В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH. – СПб.: БХВ-Петербург, 2003. – 736 с.
2. Ротштейн А.П., Кательников Д.И. Идентификация нелинейных объектов нечеткими базами знаний // Кибернетика и системный анализ. – 1998. – № 5.
3. Штовба С.Д. Настройка нечеткой модели по обучающей выборке с нечетким выходом // Кибернетика и системный анализ. – 2007. – № 3.
4. Ту Дж., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов: Пер. с англ. – М.: Мир, 1978. – 415 с.
5. Хант Э. Искусственный интеллект: Пер. с англ. – М.: Мир, 1978. – 558 с.
6. Калмыков С.А., Шокин Ю.И., Юлдашев З.Х. Методы интервального анализа. – Новосибирск: Наука, 1986.
7. Гайдышев И.П. Решение научных и инженерных задач средствами Excel, VBA и C.C++. – СПб.: БХВ-Петербург, 2004. – 512 с.
8. Румшинский Л.З. Математическая обработка результатов эксперимента. – М.: Наука, 1971. – 192 с.
9. Zadeh L.A. Fuzzy sets // Information and Control. – 1965. – Vol. 8. – P. 338-353.
10. Кофман А. Введение в теорию нечетких множеств: Пер. с франц. – М.: Радио и связь, 1982. – 432 с.

В.А. Козловський, О.Ю. Максимова

Алгоритм розпізнавання, заснований на нечіткому підході

Розглядається задача розпізнавання образів за умови лінійної нероздільності класів на прикладі тестової задачі, пов’язаної з класифікацією зразків палива. Запропоновано алгоритм рішення задачі, заснований на нечіткому підході. Описано підхід до побудови терм-множин, заснований на аналізі частоти зустріваності значень. Наведена оцінка результатів роботи алгоритму для тестової задачі.

Статья поступила в редакцию 29.07.2008.